

doi:10.11835/j.issn.1000-582X.2019.08.012

自适应卡尔曼滤波在供水管网爆管预警的应用

闫 涛, 杜 坤, 李贤胜, 周 明, 宋志刚, 杜 雨

(1. 昆明理工大学 建筑工程学院, 昆明 650500; 2. 中建二局第三建筑工程有限公司, 北京 100070)

摘要:根据 Supervisory Control and Data Acquisition(SCADA)系统异常监测值能及时预警供水管网爆管,但由于用水周期变化、随机波动及监测误差,导致实际中很难预警较小爆管。针对该难题,开展了基于自适应卡尔曼滤波的供水管网爆管信号识别研究,提出将历史监测数据按用水周期分解,采用自适应卡尔曼滤波结合平均低通滤波对管网供水量进行实时估计,根据监测值与估计值的差,预警爆管、估算爆管流量。分别采用仿真数据与实测数据验证所提出方法,结果表明,所提出方法可用于实际供水管网爆管预警;对所采用实测数据,爆管预警精度约为最大时水量的 9%;此外,实际爆管预警精度主要取决于用水量本身的随机波动,同时与监测数据采样频率相关。

关键词:供水管网;爆管;预警;自适应卡尔曼滤波

中图分类号:U462.3 1

文献标志码:A

文章编号:1000-582X(2019)08-099-08

Burst identification of water distribution system using adaptive Kalman filter

YAN Tao, DU Kun, LI Xiansheng, ZHOU Ming, SONG Zhigang, DU Yu

(1. Faculty of Civil Engineering and Mechanics, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, P. R. China; 2. The Third Construction Engineering Co., Ltd. of China Construction Bureau II, Beijing 100070, P. R. China)

Abstract: The pipe burst of water distribution systems (WDSs) can be alarmed on-line according to the abnormal change of measurements of Supervisory Control and Data Acquisition (SCADA) system. However, due to the periodic variation and random fluctuation of the water consumption, as well as the measurement errors, it is often hard to alarm the burst with small discharge in practice. To solve this problem, this paper proposes a method for burst alarming of WDSs based on adaptive Kalman filter, by which the historical data are first decomposed according to periodic variation of water consumption, and then the adaptive Kalman filter combined with the average low pass filter are used to estimate the water supply real-timely, finally the burst is alarmed and its discharge is estimated based on the difference between the measurements and the estimates. The test results from simulation data and real measurements indicate the proposed method is valid for burst alarming in practical application, and the accuracy of burst alarming is about 9% of the maximum hour water consumption. The accuracy of the burst alarming

收稿日期:2019-03-01

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51608242);云南省应用基础研究青年项目(2017FD094)。

Supported by the National Natural Science Foundation of China(51608242) and Yunnan Youth Project of Applied Basic Reseach(2017FD094).

作者简介:闫涛(1990—),男,硕士研究生,主要研究方向为市政工程,(E-mail)453893516@qq.com。

通信作者:杜坤,男,博士,讲师,(E-mail) dukun_cq@foxmail.com。

depends mainly on the random fluctuation of the water consumption itself, and is also related to the sampling frequency of measurements.

Keywords: water supply network; pipe burst; alerting; adaptive Kalman filter

随着管道老化,国内许多城市的供水管网处于超期服役阶段,爆管事故频发。有统计表明,一些中小型管网一年爆管数百次,大型管网甚至高达数千次,使得漏损率不降反增^[1]。《全国城镇供水设施改造与建设“十二五”规划及 2020 年远景目标通知》明确指出:我国供水管网漏损严重、爆管频发,甚至引起全城停水,将降低管网漏损作为重要的三个短期目标之一。由此可见,供水管网漏损控制、爆管预警研究具有重要实用价值^[2]。

近年来,越来越多的水厂通过建立 SCADA 系统对管网供水量及水压进行实时监测。爆管会引起水压监测值的异常下降、流量监测值的异常增大,相较于利用听音仪、相关仪探测或人工巡检,利用实时流量、水压监测数据能更及时预警爆管,缩短管道修复时间^[3]。针对该问题,国内外学者开展了广泛研究^[4-7],例如:Zhang 等^[4]开展了基于支持向量机的供水管网爆管定位研究;结果表明,所提出方法能大致定位大型管网中爆管。陈海等^[5]提出利用神经网络定位爆管,该方法通过建立爆管位置与压力监测值变化率关系实现爆管定位。李栋等^[6]提出了基于改进果蝇优化算法和核极限学习机的供水管网故障诊断模型,其中应用果蝇算法优化水压监测点布置。

总的来说,国内外研究大多集中在爆管定位,而爆管信号识别是实现定位的前提,目前针对该问题的研究相对较少。赵丹丹等^[8]分析了某市一年的 SCADA 系统水压监测数据,结果表明,正常状态下的压力波动接近正态分布,2~3 倍标准差以外的压力数据为小概率事件,可判断为爆管或其他异常用水。基于上述方法,赵丹丹等^[8]得出了背景噪音下,管网爆管可监控最小管径在 DN600 左右,此时爆管流量约 1 600 L/s。值得注意的是,1 600 L/s 爆管流量相当于一座小城镇用水,如何识别背景噪音下较小爆管信号仍值得进一步研究。

深入分析发现,现有爆管预警方法在进行数据分析时,通常将连续 24 h 监测数据作为时间序列样本,通过识别监测数据突变预警爆管,如 Misiunas 等^[9]、赵丹丹等^[8]。然而,连续 24 h 用水量波动较大,导致很难识别较小爆管信号;此外,监测信号的随机误差会降低爆管识别精度。针对上述两方面问题,笔者提出将历史监测数据按用水周期进行分解,降低检测值随机波动;再者,提出自适应卡尔曼滤波实现测量误差下较小爆管信号识别。与现有方法相比,如基于神经网络^[10-12]的爆管预警,所提出方法不需要利用大量历史数据训练或更新模型,具有计算效率高的优点,能实时预警较小爆管并估算爆管流量。

1 基于用水周期的监测信号分解

用水量受用水习惯、天气等因素影响,存在明显周期变化。图 1 给出了某水厂连续 36 天 51 840 个供水量监测数据(采样频率为 1 min/次)。由图 1 可知,一天 24 h 中存在早晚两个明显用水高峰,其中最大时用水量为 328.64 L/s,最小时用水量为 109.52 L/s。由于一天 24 h 用水量波动较大(标准差为 64.26 L/s),若直接利用该监测数据预警爆管,很难从监测数据中分辨较小爆管信号。

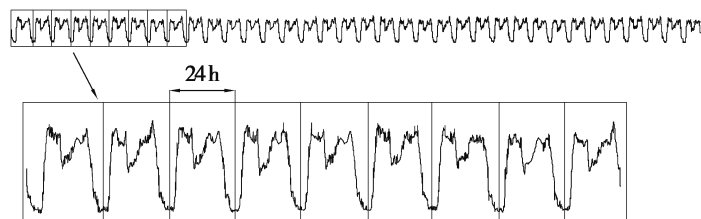


图 1 某水厂连续 36 d 供水量监测数据

Fig. 1 Monitoring data of 36 consecutive days of water supply in a water plant

为此,根据用水量周期将供水量监测值分解,以减小随机波动对爆管预警精度的影响。提取每天相同时刻监测值构成新的时间序列,将原始 51 840 个供水量监测数据分解为 $36 \times 1\ 440$ 维数据,如图 2 所示。值得说明的是,由于收集的监测数据时间较短,故以天为单位进行分解。对较长时间序列,建议以周为单位进行时间序列分解。对超长时间序列,还可进一步剔除用水量季节变化趋势。

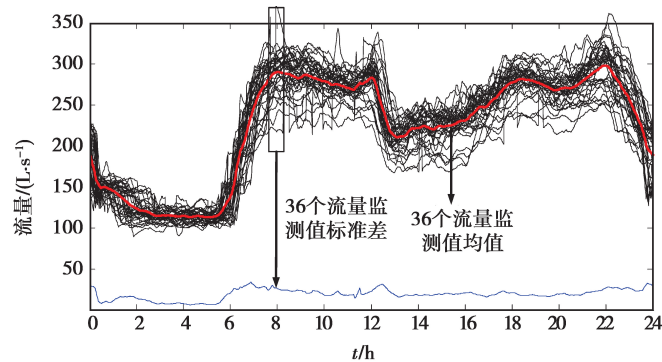


图 2 36 个子序列均值与标准差

Fig. 2 Mean and standard deviation of 36 subsequences

如图 2 所示,用水量标准差与均值基本成正相关,凌晨 3~5 点间用水量最小、其标准差(波动)也最小;早上 6~8 点用水量逐渐增大、其标准差(波动)逐步达到最大。1 440 个时刻中标准差最大值为 34.04 L/s,最小值为 6.46 L/s,平均值为 19.37 L/s。相较于原始数据 64.26 L/s 标准差,按用水周期对监测值分解能有效降低监测值标准差,故有利于较小爆管信号识别。

2 基于自适应卡尔曼滤波的爆管信号识别

卡尔曼滤波的基本原理是根据上一个状态估计值及当前测量值,采用加权平均法对当前状态变量进行最优估计^[13]。由于监测数据及系统中都存在噪声,所以该最优估计也可看作是滤波过程。对当前状态变量进行估计时,由于卡尔曼滤波只需要利用上一个状态估计值及当前测量值,不需要贮存历史状态估计量及测量值,故具有计算效率高的优点,适用于实时动态数据处理。笔者应用自适应卡尔曼滤波对供水管网流量监测数据进行实时估计,根据卡尔曼滤波结果与测量值的差识别管网爆管。

由上述分析可知,将监测数据按用水周期进行分解后,监测值趋于平稳,故可得:

$$X(k) = X(k-1) + Q, \quad (1)$$

式中: $X(k)$ 为 k 时刻状态估计值, $X(k-1)$ 为上一状态估计值, Q 为状态过程噪音(即用水量随机波动)。若 k 时刻测量值为 $Z(k)$,其误差为 R ,可得:

$$Z(k) = X(k) + R. \quad (2)$$

若 $X(k/k)$ 代表 k 时刻卡尔曼滤波优化结果, $X(k/k-1)$ 为根据方程(1)所得的 k 时刻状态估计量。 $q(k)$ 与 $r(k)$ 为 R 与 Q 的协方差。应用卡尔曼滤波对 $X(k/k)$ 的估计包括如下 5 个计算步骤:

1)根据前一状态值预测当前状态值

$$X(k/k-1) = X(k-1/k-1). \quad (3)$$

2)计算预测值方差

$$p(k/k-1) = p(k-1/k-1) + q(k). \quad (4)$$

3)计算卡尔曼增益矩阵

$$g(k) = p(k/k-1) / [p(k/k-1) + r(k)]. \quad (5)$$

4)根据 k 时刻测量值,采用加权平均法修正当前预测值

$$X(k/k) = X(k/k-1) + g(k)[Z(k) - X(k/k-1)]. \quad (6)$$

5)更新测量值协方差

$$p(k/k) = [1 - g(k)]p(k/k - 1)。 \quad (7)$$

根据式(6)(7)得到 $X(k/k)$ 及协方差 $p(k/k)$ 后,再对 $k+1$ 时刻状态进行滤波。采用自适应算法计算上式中的 $q(k)$ 与 $r(k)$:

$$q(k) = g^2(k)c(k), \quad (8)$$

$$r(k) = c(k) + p(k/k - 1), \quad (9)$$

$$s(k) = Z(k) - X(k/k - 1), \quad (10)$$

$$c(k) = \frac{1}{M} \sum_{i=k-M+1}^k s^2(i)。 \quad (11)$$

式中: $s(k)$ 为监测值与状态估计值的差,称为新息序列; $c(k)$ 为新息协方差序列^[14]; M 为滚动时域窗口。上述自适应算法能自动调整滤波过程中加权系数,得到最优无偏估计。根据式(6)及流量监测值,爆管流量可采用式(12)进行计算。

$$R(k) = Z(k) - X(k/k)。 \quad (12)$$

基于自适应卡尔曼滤波的爆管信号识别流程如图 3 所示。

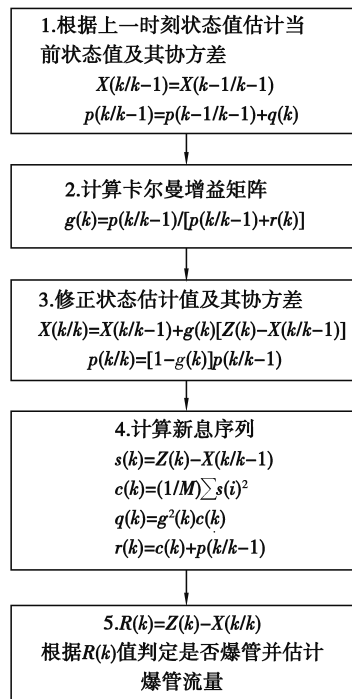


图 3 自适应卡尔曼滤波流程图

Fig. 3 Adaptive Kalman filter flow chart

3 案例分析

3.1 基于仿真数据的爆管预警分析

3.1.1 仿真数据生成

为阐明所提出算法,首先采用仿真数据验证所提出方法,然后采用实测数据进一步论证。采用如下 4 个步骤实现用水量仿真。

1) 正弦信号生成:采用 $40 \times \sin(2\pi t/24) + 100$ 产生 360 h 的用水量监测信号;该正弦信号的波动周期为 24 h、均值为 100、振幅为 40,采样频率为 1 min/次;

2) 用水量随机波动及监测误差仿真:产生服从均值为 0、标准差为 5 L/s 的正态分布,对用水量随机波动

及监测值误差进行仿真;

3)爆管信号仿真:产生 4 个爆管信号,持续时间均为 10 h;假定爆管流量由小到大,在第 5 小时达到最大,爆管流量峰值为 30,15,10,5 L/s;

4)信号合成:将上述 3 个信号叠加得到最终信号,如图 4 所示。

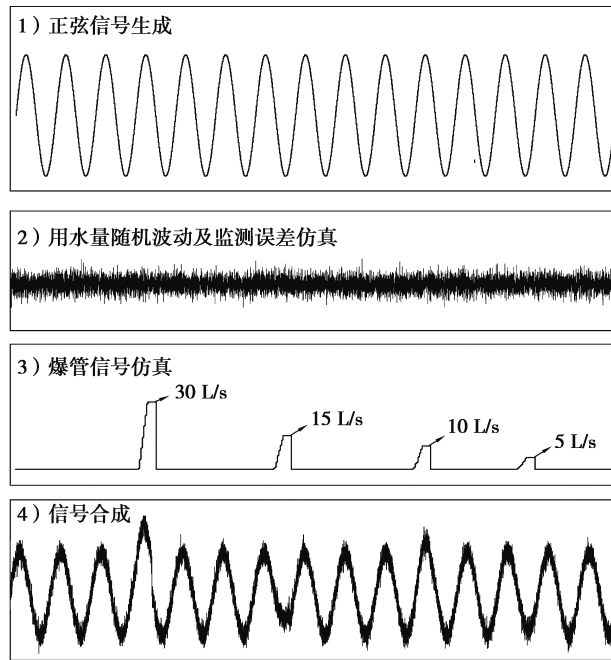


图 4 仿真数据流程图

Fig. 4 Simulation data flow chart

3.1.2 滤波结果处理及分析

将上述信号按周期分解,采用卡尔曼滤波进行处理,图 5 给出了 1 min 采样频率时滤波结果。受用水量随机波动及监测误差影响,爆管滤波信号呈现较大随机波动。虽然该信号能比较清晰显示爆管“凸起”,但直接采用该信号预警爆管,会导致较高误报率。采用平均低通滤波对卡尔曼滤波信号进行滚动处理,滚动窗口为 1 h,滤波结果如图 6 所示。对比图 5 与图 6 可知,平均低通滤波在一定程度上缩减了异常信号峰值,且极大的降低了误报率。而不进行降噪处理,虽然能预警较小爆管,但误报率较高,即将大量随机误差信号判定为爆管信号。因此,对卡尔曼滤波信号进行平均低通滤波处理是可取的。

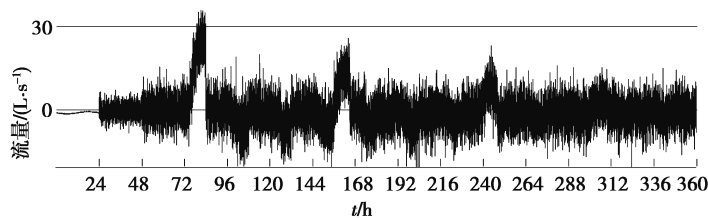


图 5 1 min 采样频率时爆管信号卡尔曼滤波

Fig. 5 Burst signal Kalman filter for 1 min sampling frequency

如图 6 所示,经平均低通滤波处理后的爆管信号变得光滑。采用 1 倍标准差(即 5 L/s 作为爆管预警限),4 处爆管均被准确预警,且不存在误报,这表明所提出的自适应卡尔曼滤波能用于爆管预警。

在确定爆管预警限时,不失一般性地,笔者认为随机误差服从正态分布,如图 7 所示。可以看出爆管检出率与误报率存在权衡关系,较小的爆管预警限值能提高爆管检出率,但会导致较高误报率。建议采用 1 倍标准差作为爆管预警限值,此时理论误报率为 16%,爆管理论检出率为 84%。实际中,可根据具体情况调整

预警限值,当需要降低爆管误报率时,可适当提高爆管预警限值。

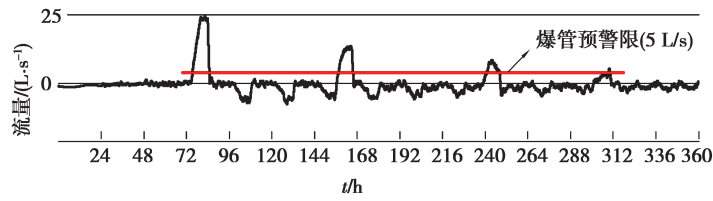


图 6 平均低通滤波处理(滚动窗口 1 h)

Fig. 6 Average low-pass filtering process (rolling window 1 hour)

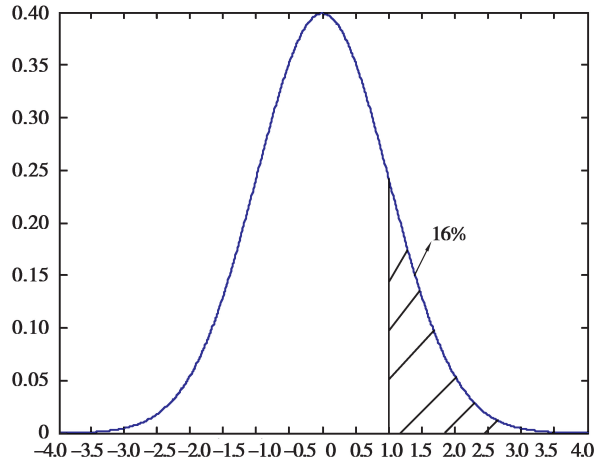


图 7 正态分布概率密度曲线

Fig. 7 Normal distribution probability density

由于实际中供水管网压力与流量常采用 15 min 采样频率。为检验不同采样频率下的爆管信号识别精度,采用卡尔曼滤波对 5,15,30 min 采样频率信号进行处理,结果如图 8 所示。

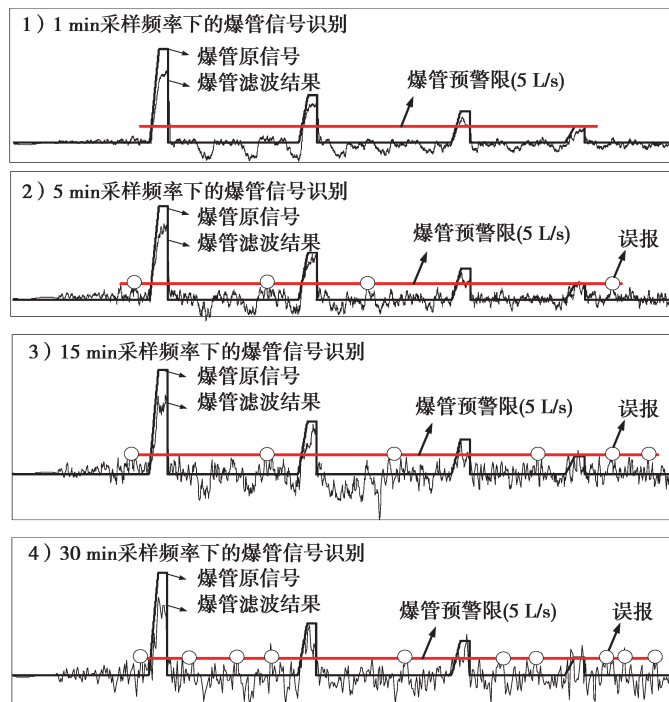


图 8 不同采样频率下爆管信号卡尔曼滤波

Fig. 8 Burst signal Kalman filter at different sampling frequencies

如图 8 所示,随着采样频率的降低,滤波结果出现较大震荡,误报率逐步增大。具体地,采用 5 min 采样频率时出现 4 处误报,采用 15 min 采样频率时出现 6 处误报,采用 30 min 采样频率时出现 10 次误报。这表明爆管预警精度与采样频率相关,实际中采用较低采样频率时,可适当提高爆管预警限值以避免误报,例如 1.5 倍或更大标准差。

3.2 基于实测数据的爆管预警分析

如图 9 所示,采用某水厂连续 36 d 流量监测数据进一步验证所提出算法。该监测数据采样频率为 1 min/次,将原始数据分解为 36×1440 维样本,不同时刻下流量监测值标准差最大值为 34.04 L/s、最小值为 6.46 L/s、平均值为 19.37 L/s。由于实际中未记录爆管信号,在该信号中分别加入流量 50, 30, 20, 10 L/s 的 4 个爆管信号,爆管持续时间为 20 h,爆管流量均由小变大,在第 10 小时达到最大值。

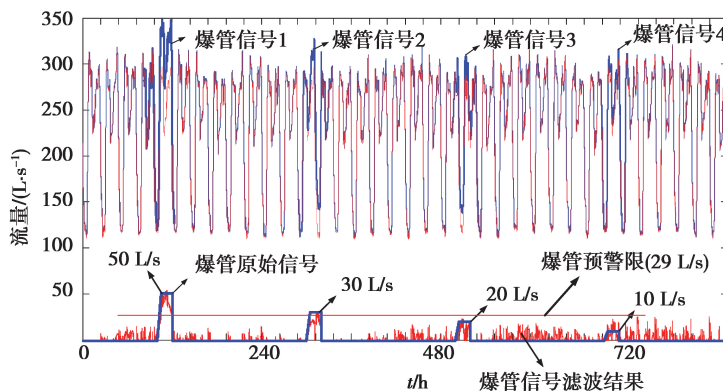


图 9 不同采样频率下爆管信号卡尔曼滤波

Fig. 9 Burst signal Kalman filter at different sampling frequencies

应用卡尔曼滤波及平均低通滤波识别爆管信号,采用 29 L/s(标准差平均值 19.37 L/s 的 1.5 倍)作为爆管预警限。由图 9 可知,50 L/s 与 30 L/s 爆管信号成功预警,20 L/s 与 10 L/s 的爆管未能预警。由此可见,所提出方法可实现爆管预警,对所给出的实测数据,其预警精度为 30 L/s,约为最大时水量的 9%。

4 结 论

在利用 SCADA 系统监测数据预警管网爆管时,由于用水量周期变化、随机波动以及监测信号误差,导致很难预警较小爆管。为此笔者提出将历史监测数据按用水周期分解,应用自适应卡尔曼滤波结合低通滤波实现背景噪音下较小爆管信号预警。采用仿真数据及某水厂实测流量数据验证所提出方法,得到如下结论:

1) 爆管预警精度主要取决于监测值方差(用水量本身的随机波动),按用水周期对监测数据分解能有效降低其标准差,有利于较小爆管信号识别。由于收集监测数据时间较短,以天为单位对原始数据进行分解。对较长时间序列,建议以周为单位进行时间序列分解;对超长时间序列,还可剔除用水量季节变化趋势,进一步降低监测值方差,进而提高爆管预警精度。

2) 卡尔曼滤波应用加权平均法对当前状态测量值进行修正,一方面可以对随机监测误差滤波;另一方面,当出现爆管时,监测值会持续地、显著地大于滤波估计值,进而实现背景噪音下的较小爆管信号识别。但值得注意的是,爆管预警精度与采样频率相关,当采用较低采样频率时,应适当提高爆管预警限值以避免误报。

3) 对所采用实测数据,爆管预警精度约为最大时水量的 9%,这说明提出算法能用于实际爆管预警。但值得说明的是,该结论不具有普遍性,对实际中不同爆管监测信号,所提出方法预警精度不同。总之,实际爆管预警精度主要取决于用水量本身的随机波动,同时与监测数据采样频率相关。

参考文献:

- [1] 徐强, 焦静, 赵顺萍, 等. 供水管网漏损评价指标对比与改进[J]. 中国给水排水, 2016, 32(20): 14-18.
XU Qiang, JIAO Jing, ZHAO Shunping, et al. Comparison and improvement of assessment indexes of water loss for water distribution systems[J]. China Water & Wastewater, 2016, 32(20): 14-18.(in Chinese)
- [2] 刘俊, 周鹏. 谱聚类在给水管网分区优化中的应用[J]. 土木建筑与环境工程, 2016, 38(6): 142-147.
LIU Jun, ZHOU Peng. Spectral clustering for optimal design of district metered areas in water distribution systems[J]. Journal of Civil, Architectural & Environmental Engineering, 2016, 38(6): 142-147.(in Chinese)
- [3] 陶涛, 颜合想, 信昆仑, 等. 基于 SCADA 压力监测的爆管定位分析[J]. 供水技术, 2016, 10(4): 11-14, 28.
TAO Tao, YAN Hexiang, XIN Kunlun, et al. Pipe burst location analysis based on SCADA system pressure monitoring[J]. Water Technology, 2016, 10(4): 11-14, 28.(in Chinese)
- [4] Zhang Q Z, Wu Z Y, Zhao M, et al. Leakage zone identification in large-scale water distribution systems using multiclass support vector machines[J]. Journal of Water Resources Planning and Management, 2016, 142(11): 04016042.
- [5] 陈海, 赵梦珂, 于冰, 等. 基于人工神经网络的供水管网爆管定位方法[J]. 水资源研究, 2018(2): 144-153.
CHEN Hai, ZHAO Mengke, YU Bing, et al. Pipe burst localization in water distribution systems based on artificial neural network[J]. Journal of Water Resources Research, 2018(2): 144-153.(in Chinese)
- [6] 李栋, 薛惠锋, 张文字. 面向故障诊断的供水管网水压监测点优化布置方法[J]. 土木建筑与环境工程, 2018(2): 53-61.
LI Dong, XUE Huifeng, ZHANG Wenyu. Optimal layout method of water pressure monitoring points for water supply network based on fault diagnosis[J]. Journal of Civil Architectural & Environmental Engineering, 2018(2): 53-61.
- [7] Jung D, Kim J. Robust meter network for water distribution pipe burst detection[J]. Water, 2017, 9(11): 820.
- [8] 赵丹丹, 程伟平, 许刚, 等. 供水管网系统爆管可监控最小管径分析方法研究[J]. 中国给水排水, 2014, 30(23): 117-122.
ZHAO Dandan, CHENG Weiping, XU Gang, et al. Study on minimum detectable pipe diameter for pipe burst in water distribution system[J]. China Water & Wastewater, 2014, 30(23): 117-122.(in Chinese)
- [9] Misiunas D, Lambert M, Simpson A, et al. Burst detection and location in water distribution networks[J]. Water Science and Technology: Water Supply, 2005, 5(3/4): 71-80.
- [10] Mounce S R, MacHell J. Burst detection using hydraulic data from water distribution systems with artificial neural networks[J]. Urban Water Journal, 2006, 3(1): 21-31.
- [11] Aksela K, Aksela M, Vahala R. Leakage detection in a real distribution network using a SOM[J]. Urban Water Journal, 2009, 6(4): 279-289.
- [12] Mounce S R, Boxall J B, MacHell J. Development and verification of an online artificial intelligence system for detection of bursts and other abnormal flows[J]. Journal of Water Resources Planning and Management, 2010, 136(3): 309-318.
- [13] Kalman R E. A new approach to linear filtering and prediction problems[J]. Journal of Basic Engineering, 1960, 82(1): 35.
- [14] Mehra R. On the identification of variances and adaptive Kalman filtering[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1970, 15(2): 175-184.

(编辑 郑 洁)